

Segmentation semi-automatique pour le traitement de données 3D denses : application au patrimoine architectural

■ Florent POUX - Pierre HALLOT - Benoît JONLET - Cyril CARRÉ - Roland BILLEN

Les nouvelles techniques LiDAR¹ et photogrammétriques permettent d'acquérir rapidement un volume important de données 3D. Actuellement, les phases de post-traitement restent très chronophages, allongeant le délai effectif entre l'acquisition et l'extraction des produits dérivés. Une partie importante de la recherche en lasergrammétrie et en photogrammétrique porte sur l'optimisation et l'amélioration des processus d'analyse et de production 3D. Parmi ceux-ci, la segmentation est une étape essentielle dans la chaîne de traitement de nuage de points. Son but est d'extraire d'un large volume de données 3D différents groupes qui partagent un lien logique pour les considérer comme une même entité. Elle définit la pertinence et la précision de la reconstruction d'un modèle 3D, tout en offrant un haut niveau d'analyse de la scène. Dans cette étude, une méthode semi-automatique de segmentation est développée basée sur une approche multi perspective adaptée tant au patrimoine architectural aux détails prononcés qu'aux scènes géométriques et industrielles. La méthode a été exploitée dans le cadre du projet de numérisation de la cathédrale Saint-Paul de Liège

MOTS-CLÉS

Segmentation, Nuage de point, Scanner Laser, LiDAR, Reconstruction, Extraction de formes, Conservation du patrimoine, Lasergrammétrie, Levé 3D

raît comme essentielle dans la chaîne de traitement des nuages de points. Elle définit la justesse et la précision de la reconstruction d'un modèle 3D, tout en offrant un haut niveau d'analyse de la scène. Son but est d'extraire d'un large volume de données 3D différents groupes qui partagent un lien logique pour les considérer comme une même entité géométrique simple ou complexe.

Actuellement, la segmentation reste manuelle ou au mieux légèrement semi-automatisée.

Cet article reprend les éléments principaux d'un travail de fin d'étude d'ingénieur géomètre (Poux Florent, 2013) réalisé au sein de l'Unité de Géomatique de l'Université de Liège. L'étude s'est effectuée dans le cadre d'un travail de numérisation d'un élément du patrimoine architectural (Cathédrale St-Paul de Liège, Belgique).

L'article est structuré comme suit ; un état de la recherche concernant la segmentation est dressée dans la

Les Scanners Lasers possèdent des atouts indiscutables tant lors du relevé d'éléments architecturaux, industriels que lors de l'acquisition d'autres scènes complexes nécessitant la collecte d'une multitude de points caractéristiques. En quelques secondes, il est possible d'obtenir plusieurs millions de points repérés en 3D avec une densité élevée et une précision de l'ordre de quelques millimètres.

Cependant, ces avantages peuvent être ternis par une phase de post-traitement exigeante, due au traitement d'énormes quantités de données brutes non structurées. Il est dès lors nécessaire de trouver des solutions d'optimisation afin de rendre cette phase plus simple, plus rapide et automatique, dans le but

de réduire le délai effectif entre l'acquisition et l'obtention des produits dérivés. Parmi les différents processus de simplification, préparation et analyse des données, la segmentation appa-



Figure 1. Nef principale de la cathédrale Saint Paul de Liège

¹ Light Detection and Ranging : les scanners lasers terrestres, aériens et tout appareil de mesure optique basée sur l'analyse des propriétés d'un faisceau renvoyé vers l'émetteur.



partie 1. Ensuite, la problématique de la segmentation d'une architecture complexe est posée dans la partie 2, suivie dans la partie 3 de la présentation de la méthode semi-automatique proposée. Plusieurs étapes de validation sont ensuite menées et analysées dans la partie 4.

État de l'art

La segmentation permet l'organisation d'une entité en différents sous-groupes aux propriétés similaires, apportant des informations en amont de la globalité considérée. C'est cette étape qui permet de dégager les différents éléments constitutifs d'un nuage de point pour être traités, analysés, visualisés de manière indépendante.

Ces nuages de points sont des données complexes qui sont souvent bruitées, parsemées de zones non relevées appelée "zones d'ombres" – que l'appareil d'acquisition n'a pu mesurer à cause de la présence de masques – et très volumineuses. Leur usage et leur communication entre corps de métiers est limité et leur interprétation / utilisation demande un savoir-faire minimum qui oblige bien souvent à l'utiliser comme support de création de plans vectorisés, d'orthoimages et de maillages/ maquettes 3D.

Grâce à des algorithmes de plus en plus performants et des ordinateurs plus puissants, l'affichage, la gestion et la visualisation d'un nuage de point n'est plus un problème et l'interaction au

sein de plusieurs dizaines de milliards de points est aujourd'hui possible. Ainsi, l'utilisation du nuage de points en temps qu'outil de communication et document technique est possible permettant à l'utilisateur de s'affranchir d'un travail de vectorisation et d'extraction de produits dérivées.

Néanmoins, ceci impose un travail de préparation des données pour les rendre exploitable par tout acteur intéressé (archéologue, architecte, géomètre, topographe, collectivité, urbaniste, ingénieur SIG, photogrammètre,...). Ainsi, le bruit de mesure doit être éliminé, et l'entité "nuage de point" organisée en éléments logiques décrivant simplement la scène relevée.

D'après (Douillard et Underwood, 2011), il apparaît que la segmentation de données denses, non structurées et bruitées est un problème majeur. La segmentation manuelle de nuages de plusieurs milliards de point étant extrêmement chronophage et imprécise, la recherche de l'automatisation d'un tel processus est essentielle.

Il existe différentes approches de segmentation automatiques (Castillo, 2013; Lerma et Biosca, 2005) ou semi-automatique (Chaperon, 2002; Schnabel et al, 2006, 2007, 2008; Girardeau-Montaut, 2006) qui diffèrent selon l'approche théorique sous-jacente, le critère de similarité retenu au sein d'un groupe de points, les besoins logiciels et algorithmiques, mais surtout de par les résultats et les possibilités d'applications.

Ces méthodes existantes peuvent être regroupées en 4 catégories selon leurs spécificités.

■ Segmentation par détection de coin/contour :

Les algorithmes de segmentation basés sur les arrêtes sont constitués de deux étapes : la détection d'arrêtes qui définit les bords des différentes régions, suivie par le regroupement des points à l'intérieur des limites donnant le segment final (voir Figure 1). Les arrêtes, suivant l'approche, sont définies par un changement dans les propriétés de surfaces locales (normales, gradients, courbure ou autre dérivées d'ordre supérieur). Les travaux menés par (Rabbani, 2006) sont basés sur l'estimation de normales locales où la détection des arrêtes se fait par un changement brutal du critère d'uniformité choisi. Certains autres critères comme la connectivité locale, le gradient type sont également pris en compte.

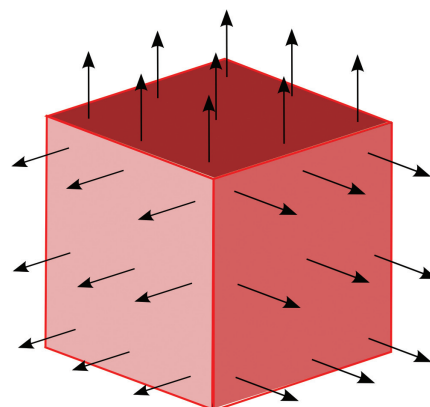


Figure 3. Estimation des normales d'un cube et détection d'arrêtes

■ Segmentation par reconnaissance de formes :

La segmentation par reconnaissance de forme est basée sur la détection et l'extraction de formes géométriques dans le nuage de points. Les algorithmes les plus connus et utilisés sont RANSAC et HOUGH.

Le paradigme RANSAC largement étudié est bien détaillé et résumé dans les travaux de (Schnabel et al., 2007). Il permet d'extraire des formes en sélectionnant aléatoirement des groupes de points et en construisant la primitive géométrique correspon-

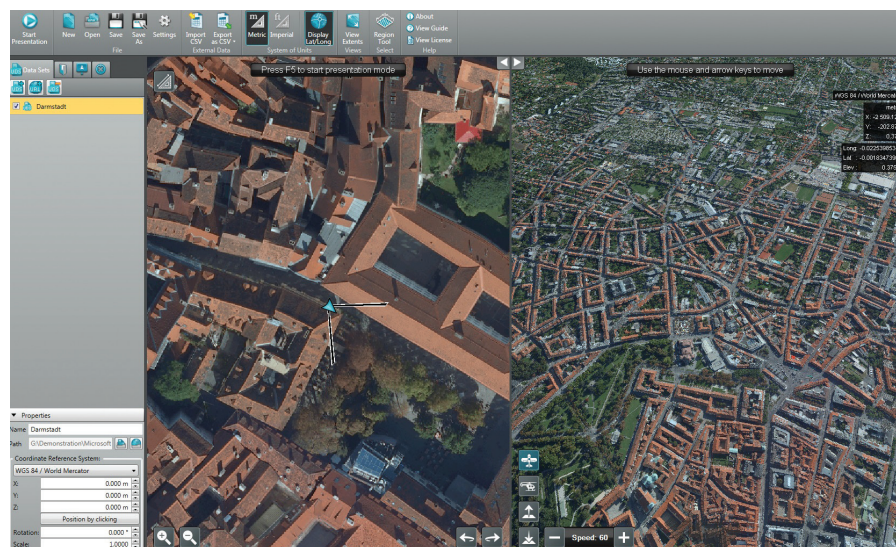


Figure 2. Gestion de 30 milliards de points dans le viewer Geovis en temps réel

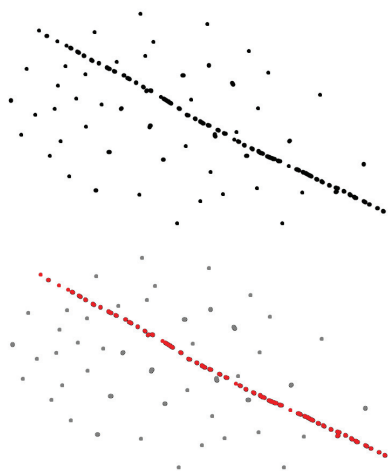


Figure 4. Algorithme RANSAC appliqué à un nuage de points et détection du plan (vue de dessus)

dante. Le candidat résultant est testé avec tous les points traités pour connaître la précision de l'approximation de la primitive. Après plusieurs essais, la forme qui donne le meilleur résultat d'approximation est extraite et l'algorithme continu sur le reste des données. Cet algorithme est conceptuellement simple, robuste face au bruit et facilement extensible. Il pose néanmoins des problèmes de temps de traitement élevé, de sur/sous-segmentation, ainsi que des difficultés d'isolement des détails fins. (Rabbani and Heuvel, 2005) soulignent notamment la dépendance du temps d'implémentation de l'algorithme par rapport à la résolution du nuage de points, ce qui limite son utilisation.

■ Segmentation basées sur les surfaces :

Elle se base sur l'analyse des propriétés locales des surfaces et regroupe les points spatialement proches et

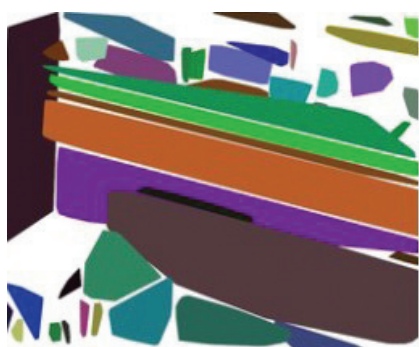


Figure 5. Segmentation basée sur les surfaces. Source (Holz, 2013)

possédant des propriétés surfaciques similaires. On regroupe au sein de ces méthodes les algorithmes de croissance de région et de composantes connexes (Girardeau-Montaut, 2006), qui vont se propager de proche en proche pour constituer une région tant que le critère de similarité est respecté. Ces méthodes moins sensibles au bruit et plus rapides que la détection d'arrêtes trouveront leurs limites lorsque les données sont hétérogènes (échantillonnage irrégulier, masques importants). Un exemple du résultat de cet algorithme est présente Figure 3 à l'issue d'une approche *top down* assignant un pixel source à un groupe et faisant correspondre une surface type.

■ Autre approches :

Certaines approches sont des "hybrides" des méthodes précitées combinant des informations produites à partir du nuage de point brut. Alors que (Girardeau-Montaut, 2006) utilise des résultats de classification en amont et organise une segmentation 3D par profils 2D à partir des résultats initiaux, la méthode développée par (Rusu et al., 2008) combine des représentations d'objets géométriques pour extraire différents paramètres. Très efficace car combinant les informations d'une représentation géométrique et surfacique, elle a tout de même le désavantage de considérer des objets fortement réguliers.

Segmentation des objets architecturaux complexes

Dans le cadre d'un travail de numérisation du patrimoine architectural tel que la Cathédrale Saint-Paul de Liège présentant des formes variées et des détails fins, les approches précitées sont peu adaptées ou trop limitées à un usage spécifique. Les problèmes principaux identifiés sont les suivants:

- Certaines approches permettent une bonne détection de plans, et surfaces planes tel que proposé par (Boulaassal, 2010), mais malheureusement cela limite essentiellement l'usage à des scènes industrielles ou géométriquement simples, et n'est pas adapté dans notre cas;

- La proportion de bruit et l'irrégularité des formes produit souvent un phénomène de sur-segmentation, particulièrement concernant les objets sphériques ou cylindriques, avec un haut niveau de courbure (Vosselman and Gorte, 2004);
- La sous-segmentation ne permet pas de relever les détails et simplifie fréquemment des formes différentes en une seule, provoquant une perte de précision et de pertinence (Rusu et al., 2008);
- Certaines méthodes multiplient le nombre de paramètres d'entrée, limitant l'automatisation de la segmentation (Zhao et al., 2012);
- L'usage de la 3D n'est pas complet. Plusieurs méthodes travaillent effectivement en 2D, puis par méthodes d'extrusions ou coupes successives vont généraliser l'étude 2D au nuage de point. Cela entraîne une approximation géométrique des données couplée à un traitement lourd et non optimisé (Fuchs, 2006);

Ces constats justifient notre volonté de développer une solution plus adaptée à la réalité géométrique du type de bâtiments étudié (cathédrale gothique). Les développements se sont portés principalement sur une approche de segmentation appliquée à des colonnes. A partir d'une partie isolée du nuage de point incluant les colonnes de la cathédrale, l'objectif était de développer une méthode simple à mettre en œuvre et efficace pour détecter les différentes variations de rayon d'une colonne afin de structurer les données. Dans un contexte similaire, (Canciani et al., 2013) proposent une méthode de modélisation géométrique complexe et manuelle des colonnes de l'église "San Carlo alle Quattro Fontane" (Rome – Italie) après extraction automatique et dessin de profils depuis le nuage de points.

Méthode de segmentation semi-automatique

■ Estimation des normales et de la courbure

Différentes méthodes d'estimation de normales existent (voir (Klasing



and Althoff, 2009) pour des comparaisons de méthodes d'estimation de normales), et nous déterminons normale et courbure à partir d'une méthode simple et efficace qui s'appuie sur (Berkmann and Caelli, 1994).

Le problème est de déterminer la normale pour chaque point du nuage par le calcul de la normale au plan tangent à la surface locale, ce qui revient à résoudre un ajustement par moindres carrés.

A partir des points voisins p^k du point source p_s , nous pouvons estimer une forme locale qui prend en compte la géométrie de l'échantillon sous-jacent autour de p_s .

L'équation de calcul de la distance d_i d'un point $p_i \in \text{plan } P^k$ avec le centroïde $x \in \text{plan } P^k$ où P^k est défini par le vecteur normal \vec{n}_k est donnée par :

$$d_i = (p_i - x) * \vec{n} \quad (1)$$

Le centroïde $x \in P^k$ est calculé en moyennant l'intégralité des points du plan, soit :

$$x = \bar{p} = \frac{1}{k} * \sum_{i=1}^k p_i, \quad (2)$$

Notre but étant de trouver \vec{n} , vecteur normal, nous analysons les valeurs propres et vecteurs propres de la matrice de covariance C définie par :

$$C = \frac{1}{k} * \sum_{i=1}^k (p_i - x) * (p_i - x)', \quad (3)$$

$$C * \vec{v}_j = l_j * \vec{v}_j, j \in \{0,1,2\} \quad (4)$$

Avec k le nombre de points voisins considérés dans le voisinage du point p_i , x représentant le centroïde 3D des plus proches voisins, $(p_i - x)'$ la dérivée de $p_i - x$, l_j étant les valeurs propres, \vec{v}_j étant les vecteurs propres.

La matrice de covariance nous permet de quantifier la variation de chaque variable, et la résolution du système réalisé à partir des valeurs propres nous permet de déterminer \vec{n} .

Ensuite, nous obtenons les valeurs réduites de x et \vec{n} par moindres carrés en essayant de minimiser d_i .

L'estimation de la courbure H découle de l'estimation de la normale à la surface. Elle est calculée par la relation entre les valeurs propres de la matrice de covariance C :

$$H = \frac{l_0}{l_0 + l_1 + l_2} \quad (5)$$

■ Segmentation semi-automatique



Figure 6. Classification selon les normales

La méthode de segmentation mise en place s'appuie sur l'utilisation des normales (voir figure 6). Elle s'articule sur une organisation en deux mouvements distincts à partir des points classés suivant la courbure (ceci limite l'influence du bruit en

sélectionnant les points sources dans les régions les plus fiables). Dans un premier temps (segmentation 1), la méthode regroupe par un processus de croissance de région tous les points qui ont la même normale. Pour limiter l'influence du bruit ou des points aberrants tout en gardant une homogénéité dans le groupement effectué, il faut définir un critère de similarité correct. En effet, la croissance de région réalisée part d'un point source i , et va tester ce critère par comparaison des normales aux voisins, choisis dans un rayon autour de ce point. Ainsi le groupement se fera si la norme de la différence entre la normale au point j et le vecteur normal moyen de la région en cours de formation est inférieure au critère de similarité, soit :

$$\sqrt{\begin{pmatrix} N_x(j) & N_{rx} \\ N_y(j) & N_{ry} \\ N_z(j) & N_{rz} \end{pmatrix}^2} \leq \sqrt{\left(\text{similarité} * \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \right)^2} \quad (6)$$

Si le critère est satisfait et que le point j voisin du point i source est ajouté à la région, alors il est sélectionné comme point source, et la même opération est réalisée jusqu'à ce que la liste des points voisins soit vide. Le résultat de la région est alors ajouté à la matrice finale Rf de la segmentation 1. Lorsque tous les points ont été traités, la deuxième partie du processus de segmentation peut commencer.

A partir du résultat de la segmentation 1, nous avons décidé d'étudier les relations (connectivité, angle, taille, symétrie, géométrie) entre chaque régions et ses voisines pour les regrouper en segments finaux

(segmentation 2). La figure 7 reprend schématiquement le fonctionnement de l'algorithme :

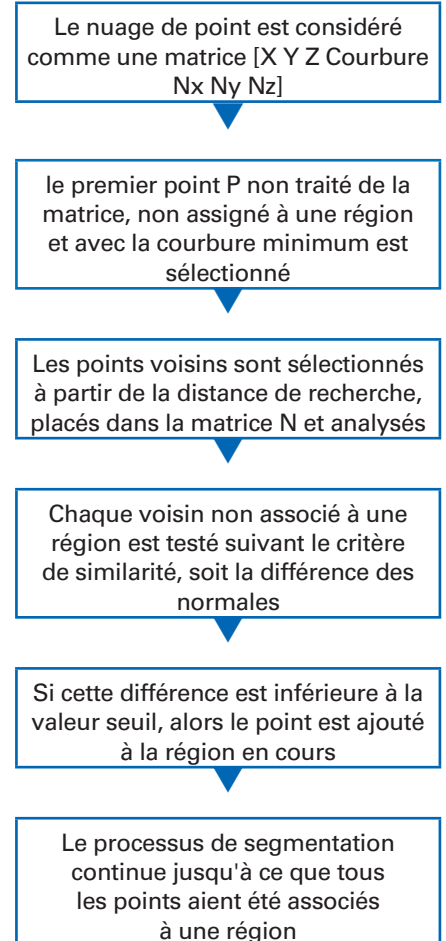


Figure 7. Fonctionnement de l'algorithme de segmentation

En plus d'être une méthode ouverte à des applications très diverses, nous avons construit l'algorithme de sorte qu'il utilise en entrée des paramètres qui ont un sens pour l'utilisateur. Ainsi, il s'agit d'une segmentation semi-automatique qui demande 3 valeurs en entrée :

- Le critère de similarité : différence de norme entre deux normales. Plus la valeur tend vers 0, plus le nuage de point sera segmenté (selon la qualité du nuage de point, choisir une valeur entre 0 et 1)
- Le rayon de recherche : vu que la segmentation est basée sur la recherche de voisins selon une distance euclidienne, l'utilisateur est sollicité pour entrer une valeur qui constituera le rayon de recherche.

Le détail minimum extrait : L'utilisateur rentre la résolution qu'il souhaite obtenir

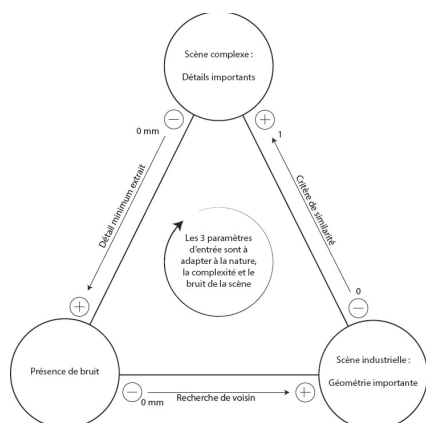


Figure 8. Principe et influence des paramètres d'entrée

nir soit le plus petit élément que l'on souhaite segmenter. Ce paramètre influe la seconde partie de la segmentation en adaptant une coupe pour limiter la recherche de voisins selon la symétrie locale, la géométrie de la scène, la position barycentrique de la région, et son nombre d'éléments. La hauteur de coupe ne dépassera pas la valeur entrée.

Nous avons testé la méthode développée sur différents nuages de points, et les résultats ont confirmé son emploi à des applications très diverses (Figure 9).

Sur des scènes très détaillées comme le nuage de 2 milliards de points de la cathédrale Saint-Paul, nous voulons un haut niveau de détail et une segmentation qui discerne les petites variations du rayon d'une colonne par exemple.

Influence paramétrique

Lorsque les paramètres d'entrée sont adaptés, la classification de la scène révèle une organisation logique, s'affranchissant d'une étape chronophage et imprécise par segmentation manuelle. Une analyse et une exploitation approfondie et de précision peut alors succéder à cette ordonnance semi-automatique.

Pour un résultat optimal, il a été nécessaire de s'affranchir des "segments" minimes (comportant un nombre de points inférieur à 1/1 000 du nombre total de points) pour éviter l'effet d'une sur-segmentation. Néanmoins, ces points ne sont pas supprimés mais tous ces ensembles minimes

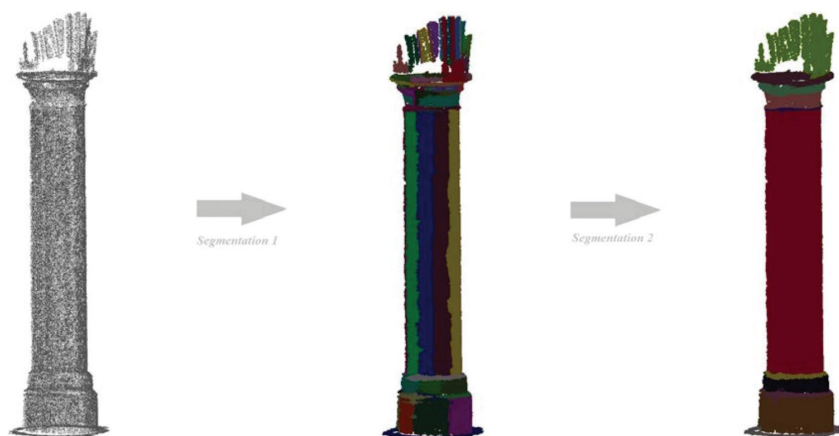


Figure 9. Les étapes de la segmentation et l'influence des paramètres d'entrée

sont ajoutés à la région attribuant la couleur rouge aux points. Nous avons mené plusieurs études pour présenter l'influence des différents paramètres et le temps total d'exécution de l'algorithme.

Dans un premier temps, il est nécessaire de noter que seul le paramètre d'entrée "rayon de recherche" a une influence notable sur le temps d'exécution du script. De plus, il est réellement important dans le sens où le nombre de régions créées et leur continuité est grandement défini par ce paramètre (voir Figure 11).

Le critère de similarité (second paramètre qui n'influe que la première segmentation) est également primordial et a une grande influence sur le résultat. Ce fut une motivation supplémentaire d'implémenter un algorithme semi-automatique pour laisser l'utilisateur libre de définir les paramètres en prévision du résultat recherché. Par exemple, si l'on veut

détecter grossièrement plusieurs parties, alors on diminuera ce critère pour atteindre 0.5 (différence entre les deux normales), tandis que descendre à 0.01 sera très exclusif à des régions planes (et applicable seulement dans le cas de nuages de points parfaitement nettoyés et consolidés).

Le détail minimum extrait aura une influence notable dans le cadre de formes non planimétriques. Son influence est très importante mais les variations du paramètre d'entrée ne conditionnent pas la majorité du résultat. En effet, un choix adapté sera entre 0.01 cm et 0.15 cm pour des ouvrages archéologiques afin de grouper efficacement les morceaux aux connectivités évidentes.

Bilan & validation

Afin de valider notre méthode, nous l'avons appliquée à un ouvrage architectural de plus grande taille qu'est le

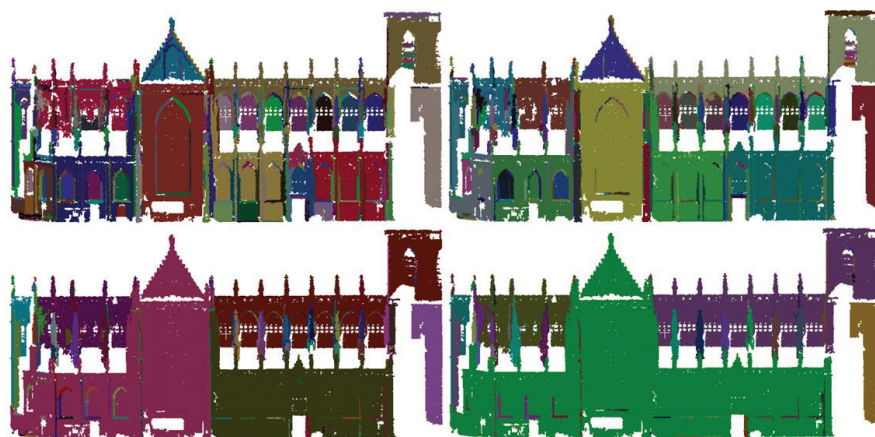


Figure 10. Segmentation de la façade Sud (de gauche à droite et de haut en bas) C=0.15 ; C=0.2 ; C=0.3 ; C=0.5

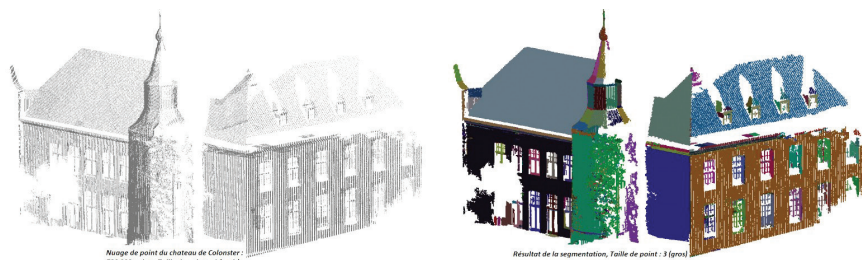


Figure 11. Segmentation appliquée au château de Colonster levé par Scanner Trimble GX

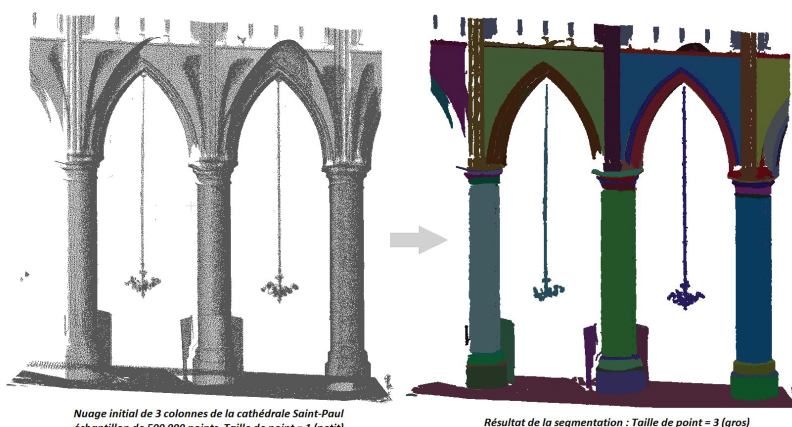


Figure 12. Segmentation d'un extrait de 3 colonnes de la cathédrale Saint-Paul levé par Scanner FARO FOCUS 3D



château de Colonster (levé via l'utilisation d'un scanner Laser Trimble GX). Cet objet d'extension plus large qu'une colonne fournit un nuage de points présentant des propriétés fort différentes. En effet, on retrouve ici un nuage non homogène, constitué principalement de plans et d'une densité plus faible (720 000 points et une distance aléatoire entre deux points voisins variant de quelques millimètres à plusieurs centimètres) qui fait apparaître beaucoup de bruit sur la tour.

La première chose qui apparaît visible après segmentation (voir Figure 11), est une excellente détection des formes planes. On comprendra aisément que le critère de normalité est très adapté pour des scènes contenant des primitives planaires. Les fenêtres sont également détectées en tant qu'ensembles séparés des façades, permettant une analyse utile dans l'établissement de plans de façades. On voit également l'influence du pas (exemple sur la tour) qui attribuera une partie de la tour (violet) dans une nouvelle région car trop éloignée de ses voisins bleu cyan. La présence d'un bruit très prononcé sur la tour est immédiatement détectée grâce à la segmentation, ce qui permet-

tra d'écarter ce phénomène au moyen d'une sélection de la région concernée. Ainsi, le changement d'échelle et de densité ne pose aucuns problèmes à l'algorithme.

Le deuxième cas présenté, est celui d'un mélange sophistiqué à échelle intermédiaire de formes géométriques complexes et variées au sein de la cathédrale Saint-Paul de Liège. Basé sur un échantillon moyennement dense de 500 000 points, la segmentation a été confrontée à une hétérogénéité géométrique (plans, cylindres, cônes, sphères) qui de par les résultats, confirme l'adaptabilité de la méthode proposée. On remarque clairement la détection des 3 plans des arcades, ainsi que les

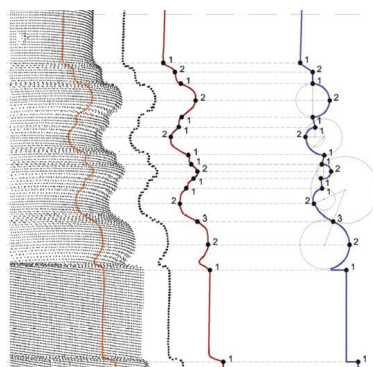


Figure 13. Extraction des sections de la colonne San Carlo par modèles de précision,

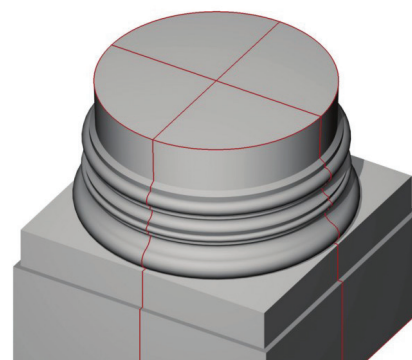
différentes arcades. Ceci n'est pas au détriment d'une sous-segmentation des colonnes, qui sont découpées en 8 segments décrivant des primitives géométriques différentes.

Analyse qualitative

Afin de rendre compte de l'intérêt de la méthode proposée, nous comparons celle-ci vis-à-vis de deux autres méthodes chronophages. Pour quantifier les points bien classifiés, nous avons comparé les résultats obtenus concernant la colonne avec la segmentation issue d'une méthode initialement définie de projection de cercles très précise, basée sur (Canciani et al., 2013), et une segmentation manuelle. Les écarts de classification entre les différentes méthodes sont inférieurs à 10% et sont dû à certains artéfacts :

- La présence de bruit : Sa détection et mise à l'écart est bien meilleure dans le cas d'une segmentation par normale, tandis qu'une segmentation manuelle ne permet que l'écart des zones flagrantes. Sur le segment 10, le fort écart avec la segmentation coupe provient de la mise à l'écart de points hors tolérance pour la reconstruction de cercles, et renvoient un résultat incorrect.
- Imprécision de pointé : La segmentation manuelle est imprécise par exemple pour détecter le sol
- Nombre de région : Le nombre de régions créées varient suivant la méthode.

La méthode fut particulièrement adaptée pour détecter et organiser les éléments structurels de la cathédrale Saint-Paul de Liège afin d'être traité de manière différente suivant leur affectation.



Source (Canciani et al., 2013)

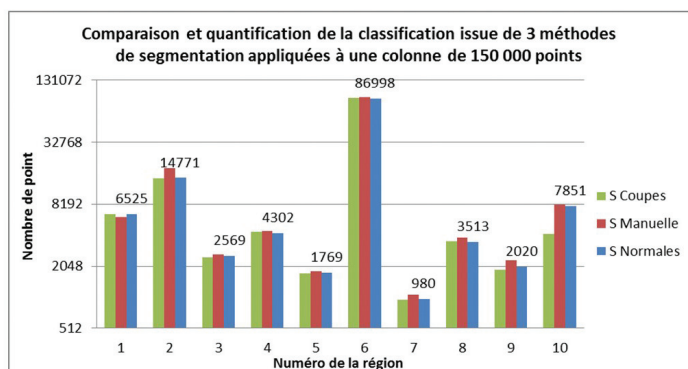
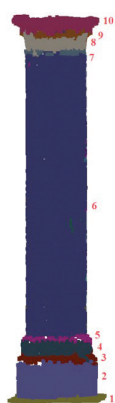


Figure 14. Comparaison de différentes méthodes de segmentation

Conclusion et travaux futurs

La méthode de segmentation proposée dans le cadre d'une étude du patrimoine architectural de Liège permet d'obtenir avec fidélité des régions de points logiquement regroupés sur la base de critères de similarités. Cette méthode dégage de nouvelles perspectives d'utilisation dans le cadre de l'automatisation du traitement des nuages de points obtenus par numérisation. Ses limitations sont actuellement logicielles, et une optimisation/intégration est en développement pour définir un module indépendant applicable à divers secteurs (réalité augmentée, viewer interactif, SIG, reconnaissance automatisée,...) sur la base de nuages de points. ●

Contacts

Florent POUX

Geovast 3D, France
poux@geovast3d.com

**Pierre HALLOT, Benoît JONLET,
Cyril CARRÉ et Roland BILLEN**

Université de Liège - Belgique,
rbillen@ulg-ac.be

Références

- Berkmann, J., Caelli, T., 1994. *Computation of surface geometry and segmentation using covariance techniques*. IEEE Trans. Vis. Comput. Graph. 35, 848-853.
- Boulaassal, H., 2010. *Segmentation et modélisation géométriques de façades de bâtiments à partir de relevés laser terrestres*. École Dr. Mathématiques, Sci. l'Inf. l'Ingénieur. Strasbourg.
- Canciani, M., Falcolini, C., Saccone, M., Spadafora, G., 2013. *From point clouds to architectural models : algorithms for shape reconstruction*. Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci. XL, 25-26.
- Castillo, E., 2013. *Point Cloud Segmentation via Constrained Nonlinear Least Squares Surface Normal Estimates*. Recent UCLA Comput. Appl. Math. Reports 1-6.
- Chaperon, T., 2002. *Segmentation de nuage de points 3D pour la modélisation automatique d'environnements industriels numérisés*. Ecole des Mines de Paris.
- Douillard, B., Underwood, J., 2011. *On the segmentation of 3D LIDAR point clouds*. Robot. Autom. 2798 - 2805.
- Fuchs, A., 2006. *Outils numériques pour le relevé architectural et la restitution archéologique*. Université Henri Poincaré.
- Girardeau-Montaut, D., 2006. *Détection de changement sur des données géométriques tridimensionnelles*. Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications p.60-100.
- Holz, D., Behnke, S., 2012. *Fast range image segmentation and smoothing using approximate surface reconstruction and region growing*, in: 12th International Conference on Intelligent Autonomous Systems.
- Klasing, K., Althoff, D., 2009. *Comparison of surface normal estimation methods for range sensing applications*. Robot. Autom. 3206-3211.
- Lerma, J., Biosca, J., 2005. *Segmentation and filtering of laser scanner data for cultural heritage*. CIPA Int. Symp. 1-6.
- Poux Florent, 2014. *Vers de nouvelles perspectives lasergrammétriques : Optimisation et automatisation de la chaîne de production de modèles 3D*. Editions Universitaires Européennes ISBN-13 978-3-8381-8146-2, p.1-156.
- Rabbani, T., 2006. *Segmentation of point clouds using smoothness constraint*. Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci. 36, 248-253.
- Rusu, R., Marton, Z., Blodow, N., 2008. *Towards 3D point cloud based object maps for household environments*. Rob. Auton. Syst.
- Schnabel, R., Wahl, R., Klein, R., 2006. *Shape detection in point clouds*, Universität Bonn.
- Schnabel, R., Wahl, R., Klein, R., 2007. *Efficient RANSAC for Point Cloud Shape Detection*. Comput. Graph. Forum 26, 214-226.
- Schnabel, R., Wessel, R., Wahl, R., Klein, R., 2008. *Shape recognition in 3d point-clouds*, in: Conf. in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision. p. 2.
- Vosselman, G., Gorte, B., 2004. *Recognising structure in laser scanner point clouds*. Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.
- Zhao, Y., He, M., Zhao, H., 2012. *Computing object-based saliency in urban scenes using laser sensing*. Int. Conf. Robot. Autom.

ABSTRACT

Keywords: Segmentation, Point cloud, Laser scanning, LiDAR, Monument Reconstruction, Feature extraction, Cultural Heritage, lasergrammetry, 3D Survey

Democratization of new 3D data acquisition techniques that are faster and more exhaustive implies to handle bigger datasets. The post-processing phase is time consuming and the delay between the acquisition and the extraction of products increase drastically. Research based on the optimization and improvement of production processes is the core of today's photogrammetric and lasergrammetric problems. Segmentation is an essential step in the production chain of point cloud processing. It defines the pertinence and accuracy of a future model reconstruction, as well as a high level analysis of any scene. Its goal is to extract from a large 3D dataset different groups of points that share a logical link to wisely consider them as one entity. In this study, a semi-automatic method developed with a multiperspective approach allows the extraction of highly detailed archaeological scenes as well as industrial and geometrical scenes, defining a base for a worthy reconstruction and a new production standard for 3D data. The method has been used in the context of a 3D survey of the cathedral Saint-Paul of Liège.